第 43 卷 第 1 期
2023 年 2 月

桂林电子科技大学学报
Journal of Guilin University of Electronic Technology

Vol. 43, No. 1
Feb. 2023

基于匹配优化与距离辅助的 Wi-Fi 定位算法

马 星，王守华，尤志奇，吴桐桐，孙希延

（桂林电子科技大学 信息与通信学院，广西 桂林 541004）

摘 要：针对排序聚类定位算法类匹配精度较低，且用于位置解算的指纹点中存在异常指纹点的问题，提出一种匹配优化与距离辅助的 Wi-Fi 定位算法。根据用户前后位置、距离和步长，设计了一种类匹配偏差检测模型，用来判断用户位置异常和匹配偏差；将排序后的接收信号强度向量中相邻元素作差，并与设定阈值相比较，确定待定位点排序特征向量变化位置，进行交换，以达到校正的目的，进而得到校正合并的类匹配结果；根据定位时前 m 时间段内所确定的用户位置与匹配类中指纹点的距离远近，剔除用于位置解算指纹点中的异常指纹点，实现更为精确的室内定位。仿真实验结果表明，该算法类匹配精度提高了 17%，平均定位精度提高了 22%。

关键词：排序聚类；匹配优化；检测；类匹配校正；Wi-Fi 定位

中图分类号：TN966.1　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-808X(2023)01-0020-06

Wi-Fi location algorithm based on matching optimization and distance assistance

MA Xing, WANG Shouhua, YOU Zhiqi, WU Tongtong, SUN Xiyan

(School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problem that the sorting clustering positioning algorithm has low matching accuracy, and there are abnormal fingerprint points in the fingerprint points used for position calculation, a Wi-Fi positioning algorithm with matching optimization and distance assistance is proposed. According to the user's front and back position, distance and step length, a matching deviation detection model is designed to determine the user's abnormal position and matching deviation; the adjacent elements in the sorted received signal strength vector are compared with the set threshold to determine the change position of the sorting feature vector of the point to be located, achieve the purpose of correction by exchange, and obtain the corrected and merged class matching result; according to the distance between the user's position determined in the time period m before the positioning and the fingerprint point in the matching class, the abnormal fingerprint points used for position calculation are eliminated, so as to achieve more accurate indoor positioning. The simulation results show that the class matching accuracy and the average positioning accuracy of the proposed algorithm are improved respectively by 17% and 22%.

Key words: sorting clustering; matching optimization; class matching detection; correction; Wi-Fi positioning

随着科技的发展与时代的进步，人们的生活节奏不断加快，为了能够在更短时间内到达目的地或者更加精准地找到自己所需物品，基于物理位置的服务需求应运而生。在室外，基于全球定位系统（GPS）的室外定位技术已经相当成熟，然而在室内，由于 GPS 信号极易受墙体的遮挡而无法实现室内定位[1-2]。在众多的室内定位技术中，由于基于无线局域网（WLAN）的室内定位技术无需额外安装硬件设备，只需借助公共的网络设施，通过各种便携式的移动终端，以纯软件的方式即可实现精准定位，具有成本低、精度高、实时性好等优点，从而成为当前室内导航定位技术的首选技术[3-4]。

收稿日期：2021-03-24
基金项目：广西自然科学基金（2018JJA170154）；认知无线电与信息处理省部共建教育部重点实验室主任基金（CRKL190105）；广西科技厅项目（桂科 AA17202033）
通信作者：王守华（1975—），男，教授，博士，研究方向为信息处理、卫星导航。E-mail：wshgluet@163.com
引文格式：马星，王守华，尤志奇，等. 基于匹配优化与距离辅助的 Wi-Fi 定位算法[J]. 桂林电子科技大学学报，2023，43(1)：20-25.

基于 WLAN 的室内定位技术主要分为两类，一类是基于几何的定位算法，另一类是基于位置指纹的定位算法[5]。相对于基于几何的定位算法，基于位置指纹的定位算法定位精度较高，且无需知道无线接入点(AP)位置，因此更受广大室内定位研究者的喜爱。基于位置指纹的定位算法的工作流程主要分为 2 个阶段：1)离线指纹采集阶段，在待定位区域内部署若干指纹点，将指纹点采集到 AP 的接收信号强度(RSS)、媒体访问控制(MAC)地址与对应的物理位置进行映射，构建指纹库；2)在线指纹匹配定位阶段，先利用指纹匹配算法找到距实时接收到 RSS 所对应的物理位置最近的一个或多个指纹点，再通过相应的位置解算算法实现对当前位置的估计[6-7]。

为了减少指纹匹配工作量，提高定位的实时性，排序聚类定位算法被提出，但是该算法的定位精度在一定程度上受类匹配精度的影响。Contreras[8] 利用欧氏距离来度量待定位点排序特征向量与指纹库中指纹点特征排序向量之间的相似性；霍欢等[9] 利用 Levenshtein 距离取代传统的欧氏距离，将 2 个向量之间最少编辑操作次数作为相似性度量指标；Cha[10] 用坎贝拉距离取代传统的欧氏距离来度量待定位点排序特征向量与指纹库中指纹点特征排序向量之间的相似性。这些算法虽然在类匹配方法上做了改进和创新，但却未考虑在类匹配检测与校正方面作进一步改进，以提高类匹配精度。

针对上述问题，提出了一种匹配优化与距离辅助的 Wi-Fi 定位算法。该算法根据排序特征码类匹配算法进行类匹配，利用类匹配偏差检测模型与校正算法对类匹配结果进行优化，最后根据定位时前 m 时间段内所确定的用户位置与匹配类中指纹点的距离远近，剔除用于位置解算指纹点中的异常指纹点，实现更为精确的室内定位。

1　基于 RSS 的 AP 排序聚类算法

由于无线信号在室内传播过程中易受室内环境、人员与多径效应的影响，采样得到的 RSS 值中时常会出现异常值，当采样数据有限时，其均值将会受 RSS 值中异常数据的影响而不断发生变化，继而使得基于 RSS 均值得到的排序特征向量并不十分稳定。而众数作为一组数据中出现次数最多的数，则不受异常数据的影响[11-12]。因此，在此基础上，利用众数思想提出了一种基于 RSS 的 AP 排序聚类算法，其流程如图 1 所示。

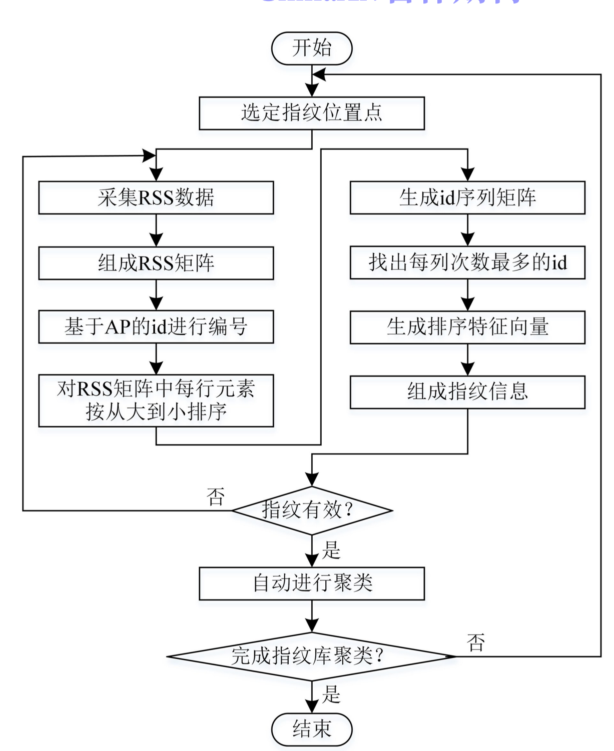


图 1　基于 RSS 的 AP 排序聚类流程

算法可描述如下：

假定在一个布设了 M 个 AP 的待定位区域内设置了 N 个指纹点，对每个指纹点进行 Q 次采样，则第 i 个指纹点第 q 次采样到的 RSS 向量为 $\boldsymbol{R}_i^q=(r_{i,1}^q,r_{i,2}^q,\cdots,r_{i,M}^q)$，经过 Q 次采样后，可得 Q 组的 RSS 向量，

$$\boldsymbol{R}_i=\begin{pmatrix}\boldsymbol{R}_i^1\\ \boldsymbol{R}_i^2\\ \vdots\\ \boldsymbol{R}_i^Q\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}r_{i,1}^1 & r_{i,2}^1 & \cdots & r_{i,M}^1\\ r_{i,1}^2 & r_{i,2}^2 & \cdots & r_{i,M}^2\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ r_{i,1}^Q & r_{i,2}^Q & \cdots & r_{i,M}^Q\end{pmatrix}。\tag{1}$$

利用各 AP 之间的相关性，可根据 RSS 的大小对 AP 进行排序。对 $\boldsymbol{R}_i$ 矩阵中的每行元素从大到小排序，并基于 AP 的 id 进行编号，最后生成一个 id 序列矩阵：

$$\boldsymbol{S}_i=\begin{pmatrix}\boldsymbol{S}_i^1\\ \boldsymbol{S}_i^2\\ \vdots\\ \boldsymbol{S}_i^Q\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}N_{i,1}^1 & N_{i,2}^1 & \cdots & N_{i,M}^1\\ N_{i,1}^2 & N_{i,2}^2 & \cdots & N_{i,M}^2\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ N_{i,1}^Q & N_{i,2}^Q & \cdots & N_{i,M}^Q\end{pmatrix}。\tag{2}$$

利用众数的思想，统计 id 序列矩阵每列出现次数最多的 id，并将该 id 作为指纹点排序特征向量对应列处的元素，得到一个更加稳定的排序特征向量：

$$\boldsymbol{S}_i'=(N_{i,1}',N_{i,2}',\cdots,N_{i,M}'),\tag{3}$$

其中：$N_{i,m}^q$ 为第 i 个指纹点第 q 次采样数据中排在第 m 位 AP 对应的 id；$N_{i,\mathrm{m}}'$ 为 id 序列矩阵 $\boldsymbol{S}_i$ 中第 m 列出现次数最多的 id。

将所有指纹点采集到的 RSS 向量按照上述流程

依次进行处理，得到相应的排序特征向量，构建离线指纹库，将离线指纹库中具有相同排序特征向量的指纹点归为同类[13-14]。

2 类匹配与优化算法

2.1 排序特征码类匹配算法

传统的类匹配算法由排序特征向量完全匹配算法与最相似匹配算法组成，然而最相似匹配算法较为复杂，计算量较大，导致类匹配所需时间较长。为了提高类匹配的效率，提出一种排序特征码类匹配算法，该算法利用排序特征码的差值来度量待定位点与指纹点之间的相似性。

通过排序特征向量得到其排序特征码[15]，如某指纹点排序特征向量为 $\boldsymbol{S}'=(4,3,6,5,1,3,7,8)$，则其排序特征码为 $M=43\ 651\ 378$。将排序特征码看作一个正整数，对待定位点排序特征码与类对应的排序特征码进行作差：

$$\begin{cases} c_w = M_{\mathrm{d}} - M_w, \\ \boldsymbol{C}_{\mathrm{d}} = (c_1, c_2, \cdots, c_W), \end{cases} \tag{4}$$

其中：M_{d} 为待定位点的排序特征码；M_w 为 w 类对应的排序特征码；c_w 为待定位点排序特征码与 w 类对应排序特征码的差值；$\boldsymbol{C}_{\mathrm{d}}$ 为待定位点排序特征码与类对应的排序特征码差值的集合。

根据无线信号室内传播衰减模型可知，RSS 值越大，待定位点距 AP 越近，待定位点采集到的 RSS 值随距离的变化也就越大，其对应的 AP 在排序特征向量中的位置也就越稳定，与相邻位置上的 AP 发生排序变化的概率也就越小；反之，RSS 值越小，则待定位点距 AP 越远，待定位点采集到的 RSS 值随距离的变化也就越小，其对应的 AP 在排序特征向量中的位置也就越不稳定，与相邻位置上的 AP 发生排序变化的概率也就越大。基于此原理可知，差值位数越少的指纹点与待定位点越相似，当位数相同时，将差值取绝对值，绝对值越小的指纹点与待定位点越相似，当差值为零时，则该指纹点与待定位点完全匹配。

2.2 类匹配偏差检测模型

当在定位过程中发生类匹配偏差时，若继续使用偏差的类进行位置解算，则必定会造成较大的定位误差，继而导致用户前后时刻位置发生异常。为了准确判断用户位置异常和匹配偏差，根据用户前后位置、距离和步长设计了一种类匹配偏差检测模型：

$$\begin{cases} f = l(\boldsymbol{L}_{t-1}, \boldsymbol{L}_t) - s - \alpha d_{\mathrm{ave}}, \\ l(\boldsymbol{L}_{t-1}, \boldsymbol{L}_t) = \sqrt{(\boldsymbol{L}_{t-1} - \boldsymbol{L}_t)(\boldsymbol{L}_{t-1} - \boldsymbol{L}_t)^{\mathrm{T}}}, \end{cases} \tag{5}$$

其中：s 为用户步长；$\boldsymbol{L}_{t-1}$ 为用户前一时刻所在位置坐标；$\boldsymbol{L}_t$ 为用户当前时刻所在位置坐标；$l(\boldsymbol{L}_{t-1},\boldsymbol{L}_t)$ 为用户前一时刻位置与当前时刻位置的距离；d_{ave} 为在不发生类匹配偏差情况下的平均定位误差；α 为调控参数。

为了达到更优的检测效果，需要通过大量数据进行训练来找到最优 α 值。通过类匹配偏差检测模型对类匹配结果进行检测，若 $f<0$，则认为未发生类匹配偏差，否则，认为发生了类匹配偏差。

2.3 类匹配结果校正

为了降低类匹配偏差所带来的影响，通过类匹配偏差检测模型检测发现类匹配发生偏差后，需要对其类匹配结果进行校正，在校正前，首先需要确定待定位点排序特征向量发生变化的位置。在实际定位环境中，受室内环境、人员和多径效应的影响，采集到的 RSS 值会存在一定波动，若采集到两 AP 之间的 RSS 差值小于波动阈值，则基于 RSS 排序得到的排序特征向量将变得不再可靠，甚至经常发生变化。因此，可对排序后的 RSS 向量相邻元素之间作差，通过将该差值与波动阈值进行比较来确定待定位点排序特征向量发生变化的位置：

$$c_{\mathrm{d},j} = \bar{r}_{\mathrm{d},j} - \bar{r}_{\mathrm{d},j+1}, \tag{6}$$

其中：$c_{\mathrm{d},j}$ 为排序后待定位点 RSS 向量中第 j 个元素与第 $j+1$ 个元素之间的差值，$j=1,2,\cdots,M-1$；$\bar{r}_{\mathrm{d},j}$ 为排序后待定位点 RSS 向量中第 j 个元素。

确定待定位点排序特征向量发生变化的位置后，将发生变化位置上的元素通过相邻交换进行校正，其他位置的元素保持不变，构成一个新的排序特征向量。根据待定位点前一时刻所在位置的排序特征向量及其相邻类对应的排序特征向量，剔除校正后与指纹库相异的排序特征向量，将剩余排序特征向量对应的类合并，作为最终的类匹配结果。

3 基于距离辅助的 WKNN 定位算法

在排序聚类定位算法中，完成类匹配后，当发现指纹库中有且仅有一个与待定位点排序特征向量相同的指纹点时，则该点的位置坐标即为用户当前的位置坐标[16-17]；当有多个指纹点的排序特征向量与待定位点的相同时，则需要利用定位算法实现对待定位点的位置估计。在众多定位算法中，最常用的是传统 WKNN 定位算法，其利用 RSS 欧氏距离找出与待定位点最相似的 K 个指纹点，将其作为与待定位点最近的指纹点进行位置解算。然而在实际定位中，由于室内环境的变化，导致其相似的 K 个指纹点中存在

与待定位点并非相近的指纹点，即异常指纹点，降低了室内定位精度。为了剔除异常指纹点对室内定位精度的影响，提出一种基于距离辅助的 WKNN 定位算法。该算法不但要计算类匹配所对应类中指纹点与待定位点之间的欧氏距离 S_g，而且要计算类匹配所对应类中指纹点与定位时前 m 时间段内所确定的用户位置之间的距离 d_g，

$$\begin{cases} S_g = \sqrt{(\boldsymbol{R}_{\mathrm{d}} - \boldsymbol{F}_g)(\boldsymbol{R}_{\mathrm{d}} - \boldsymbol{F}_g)^{\mathrm{T}}}, \\ d_g = \dfrac{1}{m}\sum\limits_{h=1}^{m}\sqrt{(\boldsymbol{L}_g - \boldsymbol{L}_{t-h})(\boldsymbol{L}_g - \boldsymbol{L}_{t-h})^{\mathrm{T}}}。\end{cases} \tag{10}$$

其中：$\boldsymbol{R}_{\mathrm{d}}$ 为待定位点实时接收到的 RSS 向量；$\boldsymbol{F}_g$ 为待定点所匹配类中第 g 个指纹点处的 RSS 向量[18-21]；t 为当前时刻；$\boldsymbol{L}_{t-h}$ 为用户前 $t-h$ 时刻所确定的位置坐标；$\boldsymbol{L}_g$ 为待定位点所匹配类中第 g 个指纹点的位置坐标。

在挑选与待定位点最近指纹点的过程中，利用距离 S_g 的方法挑选出的指纹点中存在与待定位点相似却非相近的指纹点，而利用距离 d_g 的方法挑选出的指纹点与待定点相近却并非最近，因此该算法根据交集取优的思想在距离 d_g 辅助下剔除与待定位点相似却非相近的指纹点，挑选出前 K 个相似且相近的指纹点用于位置解算，以实现更加精准的室内定位。

4　算法验证与实验分析

4.1　实验环境

为了验证本算法的有效性，选择一个长 30 m、宽 16 m 的室内体育馆作为实验场地。根据实际环境，在该实验场地共部署了 8 个 AP，其物理位置坐标分别为 AP1(4.6，26)、AP2(11.4，26)、AP3(8，21)、AP4(4.4，15)、AP5(11.6，15)、AP6(8，9)、AP7(4.6，4)、AP8(11.4，4)。

在离线指纹采集阶段，将指纹间的间隔设置为 1 m，在 30 m×16 m 的室内体育场共部署 435 个指纹点，使用白色圆圈体现其所在位置和分布，如图 2 所示。

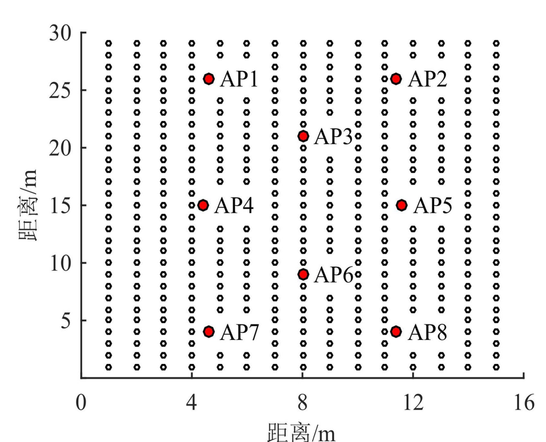


图 2　AP 布设及指纹点分布

4.2　排序特征向量稳定性分析

为了验证基于 RSS 众数排序得到的排序特征向量要比基于 RSS 均值更加稳定，选定 AP3 作为测试 AP，将其固定在天花板上，在距 AP3 一定距离处连续采集 30 s 的数据，采样频率为 100 Hz，共采集到 3 000 个 RSS 值。将采样的数据以 1 s 为间隔等间隔分成 30 份，对其中的每份数据求均值与众数，其值随时间的变化如图 3 所示。从图 3 可看出，RSS 均值随时间变化而不断变化，而 RSS 众数在短时间内比均值更稳定，因此基于 RSS 众数排序得到的排序特征向量要比基于 RSS 均值更加稳定。

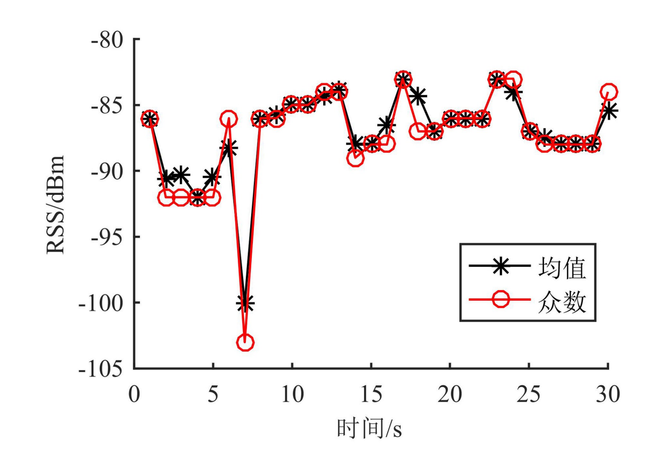


图 3　RSS 特征值随时间变化

4.3　调控参数 α 值的选取

通过实验测试，在不发生类匹配偏差的情况下，排序聚类定位算法平均定位误差可降至 0.68 m。将用户的步长设置为 0.5 m，采集数据进行测试，分别在 α=1.0、1.1、1.2、1.3、1.4、1.5、1.6、1.7、1.8 时进行类匹配，其类匹配结果如图 4 所示。从图 4 可看出，当 α=1.4 时，本算法可达到最优的类匹配效果。

在 α=1.4 最优取值下，分别用传统类匹配算法和类匹配优化算法进行类匹配，类匹配结果如表 1 所示。从表 1 可看出，类匹配优化算法类匹配精度可达 94%，相对传统类匹配算法匹配正确率提高了 17%，其完全匹配和最相似匹配中正确率分别提高 14%、17%。

4.4　最近邻指纹点分析

为了验证基于距离辅助的 WKNN 定位算法的



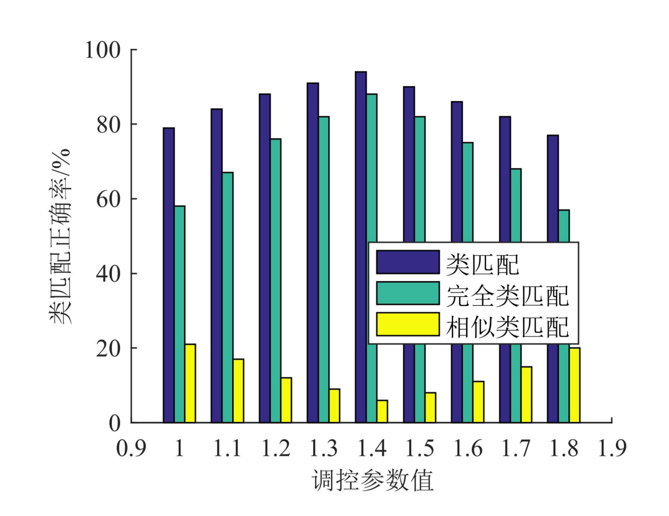


图 4　α 在不同取值下的类匹配结果

表 1　2 种类匹配算法的匹配结果　　%

类匹配算法	匹配偏差	匹配无误
传统类匹配算法	23	77
类匹配优化算法	6	94

有效性，随机选择 100 个测试点，在 K 取最优值为 5 的情况下进行实验。设定 K 个指纹点中与待定位点相似且相近的指纹点个数为 k，分别统计 $k=0$、1、2、3、4、5 时发生的次数，其结果如图 5 所示。从图 5 可看出，在实际定位中，基于距离辅助的 WKNN 定位算法相对传统 WKNN 定位算法，有效提升了 K 个指纹点中全都与待定位点相似且相近情况发生的概率，相对提升了 22%，且降低了存在相似却非相近情况发生的概率。

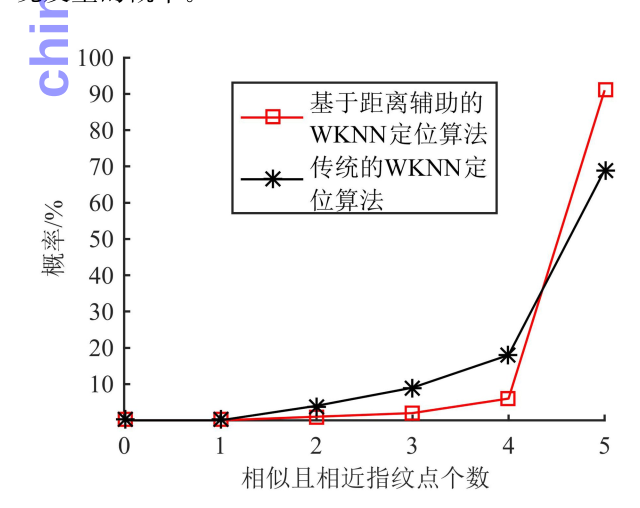


图 5　相似且相近指纹点概率分布

4.5　定位结果分析

在测试过程中，以 A1 为起点，手持终端设备匀速先向正东行走 10 m，再向正南行走 20 m，接着向正西行走 10 m，最后向正北走 20 m，回到 A1 点，实际行走与定位轨迹如图 6 所示。从图 6 可看出，本算法相比传统 WKNN 定位算法计算得到的用户前后位置波动范围较小，更接近实际行走轨迹，定位结果更加稳定可靠。3 种定位算法的定位误差如图 7 所示。从图 7 可看出，本定位算法的定位误差相较传统 WKNN 定位算法和最优 WKNN 定位算法，得到了明显改善，极大降低了 WKNN 室内定位算法的定位误差。

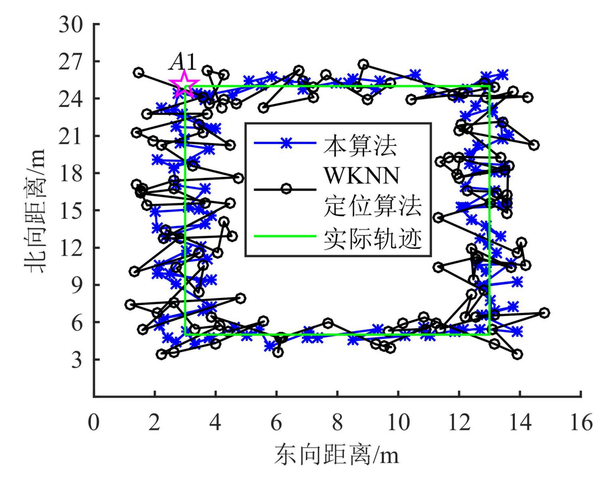


图 6　实际行走与定位轨迹

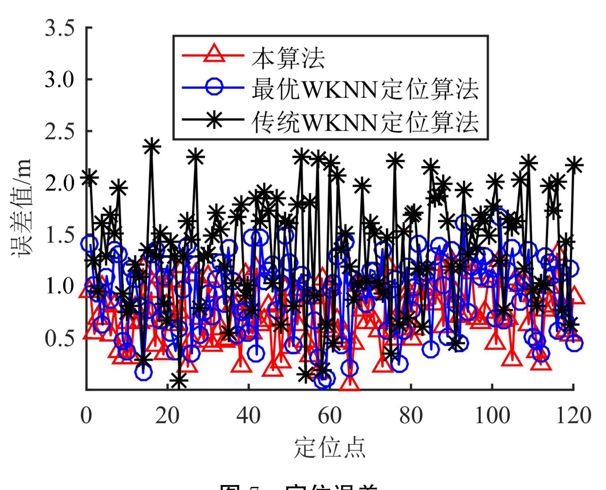


图 7　定位误差

3 种定位算法的定位精度概率分布如图 8 所示。从图 8 可看出，本算法在 0.6 m 内定位精度概率相比最优 WKNN 定位算法和传统 WKNN 定位算法分别提高了 9%、25%；在 0.9 m 内定位精度概率分别提高了 28%、48%；在 1.2 m 内定位精度概率分别提高了 20%、54%。

表 2 为 3 种定位算法的定位误差。从表 2 可看出，本算法的平均定位误差为 0.73 m，最大定位误差为 1.31 m；最优 WKNN 定位算法的平均定位误差

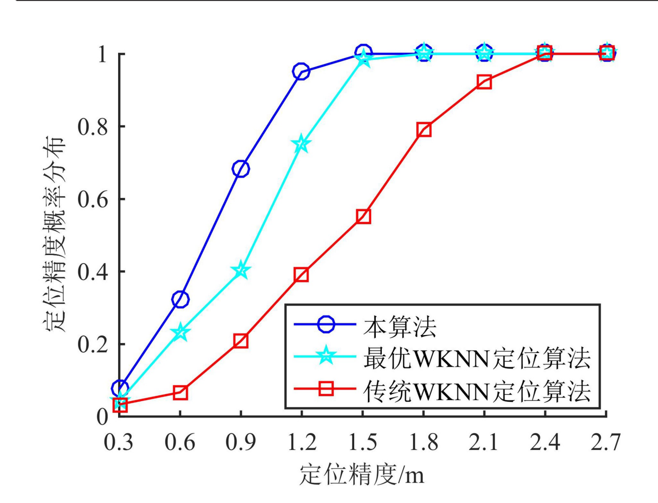


图 8　定位精度概率分布

为 0.93 m,最大定位误差为 1.67 m;传统 WKNN 定位算法的平均定位误差为 1.35 m,最大定位误差为 2.35 m。本算法相对最优 WKNN 定位算法和传统 WKNN 定位算法平均定位精度分别提高了 22%、46%,最大定位误差分别降低了 22%、44%,实现了更为精确的室内定位。

表 2　3 种定位算法定位误差　　m

定位误差	传统 WKNN 定位算法	最优 WKNN 定位算法	本算法
平均定位误差	1.35	0.93	0.73
最大定位误差	2.35	1.67	1.31

5　结束语

针对排序聚类定位算法类匹配精度较低,而传统加权 K 最近邻(WKNN)定位算法存在指纹点与目标点相似却非相近的问题,提出了一种匹配优化与距离辅助的 Wi-Fi 定位算法。该算法的类匹配精确度可达 94%,平均定位精度可达 0.73 m,最大定位误差可降至 1.31 m,实现了更为精准的室内定位。但在实际应用中,由于用户的不同及用户运动模式的不同致使用户的步长并非一个定值,该算法需要自适应实时精准地拟合用户的步长,才能达到更为精准室内定位的目的。

参考文献:

[1] 亢璐. 基于 WiFi 指纹与 PDR 融合的室内定位算法研究[D]. 武汉:华中科技大学,2019:1-10.
[2] 胡贤贤,汪云甲,孙猛,等. 基于神经网络的室内外场景识别方法[J]. 科学技术与工程,2021,21(3):1091-1096.
[3] 郭英,冯茗杨,孙玉曦,等. 一种基于蓝牙室内指纹定位的贝叶斯改进算法[J]. 测绘通报,2019(5):1-6.
[4] 邓渊. 基于位置指纹的 WIFI 室内定位技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2019:1-8.
[5] 李珑. 基于 WLAN 的室内定位及实现[D]. 长沙:湖南大学,2018:1-8.
[6] 吴虹,王国萍,彭鸿钊,等. 一种基于 KNN 的室内位置指纹定位算法[J]. 南开大学学报(自然科学版),2020,53(6):5-9.
[7] 汲常有. 基于 WLAN 的室内定位算法研究[D]. 青岛:山东科技大学,2018:1-6.
[8] CONTRERAS I. Emphasizing the rank positions in a distance-based aggregation procedure[J]. Decision Support Systems,2011,51(1):240-245.
[9] 霍欢,杨沪沪,郑德原,等. 一种改进的 RSSI 指纹库定位算法[J]. 计算机应用研究,2017,34(9):2786-2790.
[10] CHA S H. Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions[J]. International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences,2007,1(4):300-307.
[11] 薛卫星,邱卫宁,花向红,等. RSSI 信号特征值对 WiFi 室内定位精度的影响分析[J]. 测绘地理信息,2016,41(4):23-26.
[12] 石为人,熊志广,许磊. 一种用于室内人员定位的 RSSI 定位算法[J]. 计算机工程与应用,2010,46(17):232-235.
[13] 谢小玲,李山. 常用排序算法的分析与比较[J]. 现代计算机,2020(25):71-74.
[14] 陶冶,赵龙. 高斯过程回归与参考点排序相结合的新 WiFi 室内定位系统[J]. 导航定位与授时,2020,7(6):30-36.
[15] 陆明炽,王守华,李云柯,等. 基于特征匹配和距离加权的蓝牙定位算法[J]. 计算机应用,2018,38(8):2359-2364.
[16] 杨桂华,符士宾,刘志毅,等. 基于 WIFI 的室内机器人新型定位算法[J]. 科学技术与工程,2019,19(36):190-194.
[17] 任建新,自俊林,宋凯月. 基于 WLAN 的室内定位方法研究[J]. 导航定位与授时,2020,7(2):110-116.
[18] 陶峥,宋强,金许烨. 基于快速 K-medoids 聚类的 WLAN 室内定位算法[J]. 电子设计工程,2017,25(6):109-113.
[19] 靳赛州,陈国良,张超,等. 一种基于区域优选的自适应蓝牙指纹定位算法[J]. 测绘科学,2020,45(8):51-56.
[20] 康晓非,李梦梦,乔威. 基于 WiFi 指纹的高精度室内定位融合算法[J]. 西安科技大学学报,2020,40(3):470-476.
[21] 丁建立,穆涛,王怀超. 基于谱回归核判别分析的候机楼室内快速定位算法[J]. 计算机应用,2019,39(1):256-261.

编辑:张所滨

第 43 卷　第 1 期
2023 年 2 月

桂林电子科技大学学报
Journal of Guilin University of Electronic Technology

Vol. 43，No. 1
Feb. 2023

基于 SOM 聚类平滑图信号生成的 MFR 工作模式识别方法

罗　健，仇洪冰，周　陬，顾　宇，王若楠，费文浩

（桂林电子科技大学 认知无线电与信息处理教育部重点实验室，广西 桂林　541004）

摘　要：针对无人机集群截获的信号样本难以直接融合分析，以及训练样本较少且工作模式样本不平衡条件下多功能雷达(MFR)工作模式识别精度低的问题，提出了一种基于自组织映射(SOM)聚类平滑图信号生成的 MFR 工作模式识别方法。首先，利用分布式 SOM 算法对截获的信号样本集进行聚类，提取样本之间的相似性；然后，依据聚类结果将信号样本集以平滑图信号的方式表征，建立同一工作模式下信号样本的关联；最后，采用图注意力网络对上述图信号进行图节点数据融合与分类，完成 MFR 工作模式识别。实验结果表明，在工作模式样本不平衡度约为 10∶1，每种类别训练样本数为 25 时，该方法的识别准确率和 F1 指数相对现有方法分别提高了 22.8%、22.34%，且能适用于存在一定噪声干扰的情况。

关键词：MFR 工作模式识别；无人机集群；平滑图信号；自组织映射；图注意力网络

中图分类号：TN974　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1673-808X(2023)01-0026-08

MFR working mode recognition based on smooth graph signal generated by SOM clustering

LUO Jian，QIU Hongbing ZHOU Zou，GU Yu，WANG Ruonan，FEI Wenhao

(Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing of Ministry of Education，
Guilin University of Electronic Technology，Guilin 541004，China)

Abstract：UAV swarms are widely used in radar signal interception due to their advantages of wide sensing range and rapid information sharing. Aiming at the problem that the signal samples intercepted by UAV cluster are difficult to be fused and analyzed directly，and the recognition accuracy of multi-function radar (MFR) working mode is low under the condition of few training samples and unbalanced working mode samples，an MFR working mode recognition method based on smooth graph signal generated by self-organizing map (SOM) clustering is proposed. Firstly，the intercepted signal samples are clustered by using distributed SOM algorithm to extract the similarity between samples；Then，according to the clustering results，the signal sample set is characterized by smooth graph signal，and the correlation of signal samples under the same working mode is established；Finally，the graph attention network is used to fuse and classify the graph node data of the above graph signals to complete the MFR working pattern recognition. The experimental results show that，when the imbalance of working mode samples is about 10∶1 and the number of training samples in each class is 25，the recognition accuracy and F1 measure of this method are improved by 22.8% and 22.34% respectively compared with the existing methods，and can be applied to the case of noise interference.

Key words：MFR working mode recognition；UAV swarms；smooth graph signal；self-organizing map；graph attention network

雷达工作模式识别是电子侦察的核心内容，其通过对截获的信号样本进行分析处理以判定目标雷达的工作模式，为制定电子对抗策略提供情报基础[1]。多功能雷达(multi-function radar，简称 MFR)因具

收稿日期：2022-05-11

基金项目：国家自然科学基金(62071135)；认知无线电与信息处理省部共建教育部重点实验室主任基金(CRKL190104)；桂林电子科技大学研究生教育创新计划(2021YCXS041)

通信作者：周陬(1983－)，男，副教授，博士，研究方向为无人机群体智能、多传感室内定位与建图、物联网与大数据技术应用。E-mail：zhouzou@guet.edu.cn

引文格式：罗健，仇洪冰，周陬，等. 基于 SOM 聚类平滑图信号生成的 MFR 工作模式识别方法[J]. 桂林电子科技大学学报，2023，43(1)：26-33.